

PENGGUNAAN ALGORITMA GENETIKA UNTUK OPTIMASI JARINGAN NEURAL BUATAN-FUZZY DAN APLIKASINYA PADA SISTEM PENCIUMAN ELEKTRONIK

Benyamin Kusumoputro dan Ponix Irwanto

Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok, 16424

E-mail: kusumo@cs.ui.ac.id

Abstrak

Dalam makalah ini, penulis membahas dan memperkenalkan sebuah metodologi pencaharian struktur arsitektur Jaringan Neural Buatan propagasi balik berbasis fuzzy (JNB-Fuzzy) yang optimal dengan menggunakan algoritma genetika. Optimasi struktur jaringan neural dapat dilakukan dengan memperkecil jumlah neuron dalam lapis tersembunyi atau jumlah bobot dalam jaringan neural. Dalam makalah ini penulis membuat optimasi struktur jaringan dengan memperkecil jumlah bobot dalam jaringan, karena jumlah bobot ini jauh lebih besar daripada jumlah neuron yang ada. Jaringan neural yang telah dioptimasi ini kemudian digunakan sebagai subsistem pengenalan pola pada Sistem Penciuman Elektronik yang dikembangkan oleh penulis. Hasil eksperimen dengan menggunakan jaringan ini menunjukkan peningkatan derajat pengenalan sistem, dari 70,4% pada struktur jaringan tidak dioptimasi, menjadi 85,2% bila menggunakan struktur jaringan yang telah dioptimasi.

Abstract

In this article we proposed a method for optimizing the structure of a fuzzy artificial neural networks (FANN) through genetic algorithms. This genetic algorithm (GA) is used to optimize the number of weight connections in a neural network structure, by evolutionary calculating the fitness function of those structures as individuals in a population. This fuzzy neural is then applied as the pattern recognition in our developed odor recognition system. Experimental results show that the optimized neural system provides higher recognition capability compare with that of unoptimized neural system. Recognition rate of the unoptimized neural structure is 70.4% and could be increased up to 85.2% in the optimized neural system. It is also shown that the computational cost of the optimized structure of neural system is also lower than the unoptimized structure.

Keywords: Optimizing, artificial neural network, fuzzy logical, genetic algorithm, electric sensing system.

Pendahuluan

Jaringan neural buatan (JNB) telah banyak digunakan untuk menyelesaikan beberapa persoalan yang berkaitan dengan pengenalan pola, klasifikasi pola, aproksimasi fungsi dan lain sebagainya [1-5]. Berdasarkan disain arsitektur jaringan yang dipergunakan, JNB dapat digolongkan dalam dua bagian besar, yaitu jaringan neural dengan disain arsitektur yang bersifat statis dan jaringan neural yang mempunyai disain arsitektur adaptif. Salah satu jaringan neural yang termasuk dalam golongan jaringan neural dengan arsitektur statis adalah perceptron lapis jamak (*multi-layer perceptron:MLP*). Jaringan MLP mempunyai banyak sekali bobot keterhubungan, karena setiap neuron pada setiap lapis akan berhubungan dengan setiap neuron pada lapis berikutnya. Jaringan perceptron lapis jamak telah terbukti mampu membuat aproksimasi

fungsi non-matematik dengan sangat baik, terutama karena proses pembelajarannya yang bersifat dengan pengarahan (*supervised*). Akan tetapi, jaringan neural seperti ini mempunyai kelemahan berkaitan dengan disain arsitektur jaringannya. Jika ukuran jaringan terlalu kecil, maka tingkat (derajat) pengenalan sistem akan cenderung menjadi semakin rendah, sedangkan apabila ukuran jaringan terlalu besar, biasanya jaringan akan mempunyai tingkat generalisasi yang tidak terlalu tinggi.

Jaringan neural pada dasarnya melakukan pemetaan atau mencari fungsi aproksimasi non-matematik dari sejumlah pasangan pelatihan yang berupa sekumpulan vektor masukan dan sekumpulan vektor target-keluaran. Pada jaringan neural berbasis logika fuzzy, fungsi aproksimasi non-matematik ini berupa sistem untuk dapat menarik kesimpulan berdasarkan operasi fuzzy, yang direpresentasikan dalam bentuk aturan *jika-maka* [6,7].

Fungsi aproksimasi yang dihasilkan dalam pembelajaran jaringan akan direpresentasikan sebagai bobot keterhubungan antar neuron dalam jaringan. Akan tetapi, jaringan yang telah mengalami pembelajaran dengan logika fuzzy ini, mempunyai sejumlah bobot keterhubungan yang tidak terlalu penting dalam merepresentasikan fungsi aproksimasi yang dimaksudkan. Dengan pengurangan jumlah bobot keterhubungan dalam lapis tersembunyi jaringan neural, maka aturan *jika-maka* dapat lebih mudah direpresentasikan dalam jaringan, yang pada akhirnya diharapkan akan mampu meningkatkan performansi jaringan.

Dalam makalah ini, penulis akan menggunakan metoda optimasi diskrit ini dengan menggunakan teori Algoritma Genetika (*Genetic Algorithm*) [8]. Pada umumnya, optimasi dilakukan terhadap jumlah neuron pada lapis tersembunyi [9], akan tetapi karena dalam aplikasi jaringan neural ini untuk Sistem Penciuman Elektronik hanya memerlukan sedikit jumlah neuron, maka kita akan melakukan optimasi struktur jaringan dengan mengurangi jumlah bobot keterhubungan antar neuron.

Metode Penelitian

Berbeda dengan Jaringan Neural Buatan standar yang setiap neuronnya akan melakukan operasi penjumlahan (Σ) pada perkalian antara vektor masukan dan bobot keterhubungan yang menuju kepadanya [10], Jaringan Neural Buatan berbasis Fuzzy (JNB-Fuzzy) melakukan operasi *T-norm* (*AND*) dan *T-conorm* (*OR*) pada vektor masukan dan bobot keterhubungan antar neuron. Perbedaan yang lain adalah bahwa vektor masukan dan vektor keluaran dari JNB-Fuzzy ini berupa data yang sifatnya fuzzy [10][11]. JNB-Fuzzy memiliki neuron *OR* pada lapis keluaran dan neuron *AND* pada lapis tersembunyi yang melakukan fungsi sesuai dengan namanya. Jika *T* adalah *fungsi T-norm* dan *S* adalah *fungsi T-conorm*, maka untuk neuron *OR* (dengan bobot *w* dan masukan *z*) pengoperasian fungsi-fungsi tersebut akan menghasilkan nilai aktivasi:

$$y(t) = \sum_{i=0}^n [wi(t) T zi(t)] \quad (1)$$

Sedangkan untuk neuron *AND* (dengan bobot *v* dan masukan *x*) pengoperasian fungsi-fungsi di atas akan menghasilkan nilai aktivasi :

$$z(t) = \prod_{i=0}^n [vi(t) * xi(t)] \quad (2)$$

Fungsi *T* yang digunakan adalah *fungsi min* sedangkan untuk *fungsi S* digunakan *fungsi max*[7].

Jaringan Neural Buatan-Fuzzy ini akan membentuk

sebuah sistem penarikan kesimpulan (inferensi) yang terdiri dari bagian anteseden dan bagian konsekuen [6-9]. Sistem ini dapat diekspresikan dalam aturan *jika-maka* dalam bentuk:

Jika V adalah A, maka U adalah B

Pada ekspresi tersebut, *V adalah A* disebut anteseden, dan *U adalah B* disebut konsekuen. Sebuah aturan *jika - maka* dapat terdiri dari beberapa anteseden dan beberapa konsekuen yang dapat dipecah menjadi ekspresi - ekspresi yang terdiri dari beberapa anteseden dan sebuah konsekuen. Fungsi neuron *AND* pada JNB-Fuzzy adalah untuk menggabungkan anteseden-anteseden yang ada, sedangkan fungsi neuron *OR* adalah untuk menggabungkan aturan *jika-maka* yang mempunyai konsekuen-konsekuennya sama.

R_1 : Jika V_{11} adalah A_{11} ... DAN V_{1n} adalah A_{1n} maka U adalah B

R_k : Jika V_{k1} adalah A_{k1} ... DAN V_{kn} adalah A_{kn} maka U adalah B

yang kemudian dapat digabung menjadi :

R_1 OR R_2 OR R_3 ... OR R_k maka U adalah B

Untuk membentuk aturan *jika-maka*, JNB-Fuzzy ini perlu dilatih menggunakan algoritma propagasi balik. Berdasarkan arsitektur jaringannya, JNB-Fuzzy ini dapat dikategorikan sebagai jaringan neural lapis jamak *feed-forward*. Sesuai dengan namanya, maka JNB ini selain memiliki lapis masukan dan lapis keluaran, juga memiliki lapis tersembunyi. Arah perambatan sinyal untuk pengoperasian neuron pada jaringan neural ini dimulai dari perhitungan operasi neuron pada lapis masukan, yang nilainya dipropagasikan menuju operasi neuron pada lapis tersembunyi. Nilai aktivasi neuron pada lapis tersembunyi kemudian dipropagasikan menuju operasi neuron pada lapis keluaran. Pelatihan jaringan dilakukan dengan menggunakan metoda pembelajaran dengan pengarahannya berbasis propagasi balik atau *generalized delta rule* [10]. Inti dari pembelajaran propagasi balik adalah proses pembaharuan nilai bobot keterhubungan antar neuron dilakukan berdasarkan besarnya nilai galat (*error*) antara nilai target keluaran yang telah ditentukan sebelumnya, dengan nilai aktivasi neuron keluaran. Jaringan neural kemudian akan memperbaharui bobot keterhubungan antar neuron pada lapis keluaran dan bobot keterhubungan antar neuron. Dalam keadaan ini, jaringan dinyatakan telah mencapai kondisi konvergensi. Pembaruan bobot keterhubungan antar neuron pada JNB-Fuzzy menggunakan pelatihan propagasi-balik dilakukan dengan rumus :

$$W_{baru} = W_{lama} + \Delta W(t)$$

$$\Delta W(t) = -a \frac{\partial E}{\partial w}(t) + b \Delta w(t-1)$$

Perhatikan bahwa untuk JNB-Fuzzy, perhitungan ini dilakukan terhadap turunan dari *fungsi min* dan *fungsi max* terhadap bobot. Akan tetapi karena turunan fungsi-fungsi tersebut ternyata tidak linear, maka kemudian dipergunakan formula Lukasiewicz [12,13], yang mampu membuat penyederhanaan turunan fungsi-fungsi tersebut menjadi:

$$\begin{aligned}
 &1, && \text{if } w_j \leq x_j \\
 &1 - w_j + x_j, && \text{if } w_j > x_j \\
 &1, && \text{if } f(w_j) \geq M_j^* \\
 &1 + f(w_j) - M_j^*, && \text{if } f(w_j) < M_j^*
 \end{aligned}$$

dengan $M_j^* = \max(M_j)$, $M_i = \min(w_j, x_j)$, $f(w_j) = \min(w_j, x_j)$, w_j adalah bobot yang menuju neuron j , dan x_j sinyal masukan yang melalui w_j .

Dengan menggunakan turunan fungsi seperti tertera dalam Pers. 5 dan Pers. 6, maka untuk neuron OR :

$$\frac{\partial E}{\partial v_k} = (y_k - t_k) \frac{\partial}{\partial \{ \max [f(w_{jk}), M_k^*] \}} \frac{\partial}{\partial (\min (w_{jk}, z_{jk}))} \quad (7)$$

dan untuk neuron AND :

$$\frac{\partial E}{\partial v_j} = \left(\sum_i (y_i - t_i) \cdot \frac{\partial}{\partial \{ \max [f(z_j), M_i^*] \}} \cdot \frac{\partial}{\partial \{ \min [z_j, w_i] \}} \right) + \frac{\partial}{\partial g} \min [g(v_j), M_j^*] \cdot \frac{\partial}{\partial v_j} \max (v_j, x_j) \quad (8)$$

dengan $f(z_j) = \min(w_{jk}, z_j)$, $g(v_{ij}) = \max(v_{ij}, x_i)$, $M_i^* = \min[g(v_{ij})]$, dan $M_j^* = \max[f(z_j)]$.

Setelah dilatih, JNB-Fuzzy akan memiliki representasi aturan *jika-maka* pada bobot keterhubungan pada jaringannya. Tidak semua bobot keterhubungan ini memiliki peran yang besar dalam mengarahkan jaringan untuk mendapatkan nilai error yang kecil. Untuk bobot keterhubungan yang menuju neuron OR, misalnya, bobot keterhubungan yang mempunyai nilai mendekati nol (atau di bawah ambang tertentu) tidak memberikan pengaruh pada nilai aktivasi neuron OR tersebut. Sebaliknya untuk neuron AND, bobot keterhubungan yang mempunyai nilai mendekati satu (atau di atas ambang tertentu) juga tidak berpengaruh nilai aktivasi neuron keluaran. Bobot keterhubungan yang kurang mempunyai arti penting dapat dihilangkan dengan menggunakan GA. Akan tetapi, pengurangan jumlah bobot keterhubungan atau bahkan neuron itu sendiri harus tidak menurunkan atau bahkan

mampu meningkatkan derajat pengenalan sistim.

Algoritma Genetika (*Genetic Algorithms / GA*) merupakan sebuah algoritma pencarian yang dikembangkan berdasarkan mekanika seleksi alami dan genetika alami oleh Holland dan kemudian dilanjutkan oleh Goldberg [8]. Algoritma genetika bekerja menggunakan kode dari parameter yang menjadi permasalahan. Parameter problem tersebut dikodekan menjadi sebuah kromosom. Setiap kromosom terdiri dari bagian – bagian yang disebut gen. Gen – gen ini dapat berupa angka biner ('1' atau '0'), sehingga kromosom yang terbentuk merupakan sebuah deretan *string* biner. Pencarian solusi pada algoritma ini melibatkan sejumlah populasi dari titik – titik pada ruang parameter. Setiap titik tersebut disebut individu. Variabel dan parameter yang digunakan yaitu *fitness* (nilai hasil evaluasi *Objective Function*) untuk menentukan tingkat kesesuaian suatu individu dengan kriteria yang ingin dicapai, populasi jumlah individu per generasi, probabilitas terjadinya *crossover* pada suatu generasi, probabilitas terjadinya mutasi, serta banyaknya generasi yang dilibatkan [7, 11].

Proses penggunaan algoritma genetika dalam optimasi struktur jaringan neural-fuzzy ini dapat dilihat pada Gambar 1. Dalam metode ini, pada awalnya, terdapat sebuah struktur jaringan dengan ukuran tertentu yang kompleks (struktur basis), dan kemudian GA akan membuat sekumpulan struktur jaringan baru yang diturunkan dari struktur basis tersebut. Setiap struktur jaringan baru itu kemudian direpresentasikan sebagai sebuah individu. Optimasi struktur jaringan dengan metoda GA dilakukan dengan membuang sebagian bobot keterhubungan pada jaringan yang dianggap tidak diperlukan. Optimasi dengan membuang sebagian bobot ini dilakukan, karena pengetahuan yang terbentuk pada dalam proses pembelajaran JNB-Fuzzy ini akan direpresentasikan dalam nilai-nilai bobot keterhubungan antar neuron ini.

Penerapan GA dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan pengkodean permasalahan dan pendefinisian fungsi objektifnya, dan dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Pengkodean

Pengkodean dilakukan terhadap seluruh bobot yang ada pada jaringan yang menjadi parameter permasalahan pada kasus ini. Kromosom yang terbentuk adalah *string* yang merepresentasikan seluruh bobot. Panjang kromosom adalah sama dengan jumlah seluruh bobot yang ada pada JNB, yaitu jumlah_neuron_input*jumlah_neuron_

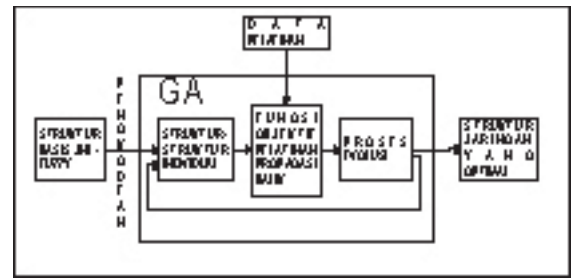
dikodekan balik menjadi JNB–Fuzzy yang kemudian dilatih dengan propagasi balik. Nilai *fitness* yang dipergunakan dalam jaringan neural ini adalah

$$\frac{\text{jumlah_bobot_yang_mati}}{\text{(kesalahan} * \text{jumlah_epoch)}}$$

dengan tujuan agar didapat individu dengan jumlah bobot non-aktif cukup besar, nilai kesalahan yang kecil dan jumlah pelatihan/epoch yang kecil.

Hasil dan Pembahasan

Sistem penciuman elektronik yang dipergunakan disini adalah sistem yang dikembangkan di Laboratorium Kecerdasan Komputasional Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia. Sistem ini terdiri dari subsistem sensor, subsistem perangkat keras berupa pencacah frekuensi beserta piranti antar-muka dan subsistem perangkat lunak sebagai pengklasifikasi pola berupa program jaringan neural buatan. Penjelasan rinci mengenai sistem elektronik ini terdapat dalam makalah lain [17-19], yang secara singkat dapat dijelaskan sebagai berikut. Pada subsistem sensor, sekumpulan sensor dikembangkan untuk dapat melakukan perubahan fenomena kimiawi sample aroma menjadi fenomena fisika untuk dapat diukur secara elektronik. Dalam subsistem perangkat keras, masukan fenomena fisika itu kemudian diukur dengan menggunakan prinsip elektronik, untuk dapat menangkap setiap perubahan aroma yang dideteksi. Subsistem perangkat lunak yang akan dipergunakan sebagai pengklasifikasi pola terhadap aroma masukan adalah jaringan neural buatan-fuzzy. Sistem perangkat lunak yang dikembangkan disini dapat dibagi dalam 3 sub-sistem, yaitu a) subsistem fuzzifier, yang melakukan fuzzifikasi terhadap hasil pengukuran (data hasil) sensor yang pada awalnya masih berupa data crisp b) JNB–Fuzzy, yang menjalankan proses pengenalan aroma yang kemudian dilakukan proses optimasi jaringan menggunakan c) algoritma genetika sebagai metoda untuk mengoptimasi struktur jaringan neural-fuzzy. Blok diagram dari sistem perangkat lunak ini tertera dalam Gambar 2. Dalam makalah ini, percobaan untuk mengetahui performansi sistem jaringan neural buatan berbasis fuzzy dilakukan dengan tiga tujuan. Tujuan pertama, adalah untuk mengetahui kemampuan sistem dalam membuat struktur jaringan yang optimal. Yang dimaksudkan dengan struktur jaringan yang optimal adalah sebuah jaringan neural yang mempunyai jumlah bobot aktif lebih rendah dan jumlah epoch dalam pembelajaran jaringan yang kecil pula. Struktur yang optimal ini akan menurunkan biaya komputasi yang diperlukan dalam proses penentuan jenis aroma yang hendak diketahui. Tujuan kedua adalah untuk mengetahui kemampuan sistem dalam menggolongkan



Gambar 1. Skematik diagram dari metodologi yang dipergunakan dalam proses optimasi struktur jaringan neural-fuzzy

data aroma yang tidak diajarkan kedalam golongan aroma yang berkesesuaian. Sedangkan tujuan ketiga adalah untuk mengetahui perbandingan kemampuan sistem dengan struktur optimal dan sistem dengan struktur tidak dioptimasi, dalam mengenali aroma yang tidak diajarkan.

Data yang digunakan untuk proses pembelajaran dan pengenalan didapat dari 10 percobaan yang merupakan perata-rataan dari 100 data per-sensor per-aroma. Aroma yang dipergunakan dalam eksperimen ini adalah hasil produk Martha Tilaar Kosmetik yang terdiri dari *aroma jeruk*, *aroma mawar* dan *aroma kenanga*. Dalam penelitian awal ini jumlah sensor yang dipergunakan berjumlah 4 buah. Tujuh percobaan secara acak diambil sebagai data untuk pelatihan dan 3 percobaan sisa diambil sebagai data pengenalan, sehingga menghasilkan perbandingan antara data pelatihan dan data percobaan sebesar 70:30 untuk setiap aroma persensor.

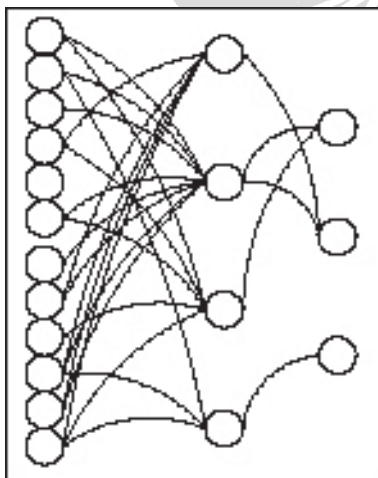
Setiap data dari masing-masing sensor kemudian difuzzifikasi menjadi tiga bilangan fuzzy sesuai dengan jumlah aroma yang ada. Proses fuzzifikasi ini melibatkan fungsi keanggotaan untuk masing – masing sensor dari setiap aroma. Fungsi keanggotaan akan berbentuk seperti segitiga, di mana untuk nilai minimum dan maksimum nilai keanggotaannya adalah 0, sedang untuk nilai rata-rata, nilai keanggotaannya adalah 1. Untuk data dengan nilai selain kriteria di atas, nilai keanggotaannya dihitung dengan fungsi keanggotaan tersebut. Setelah melalui proses fuzzifikasi maka pola masukan yang tadinya terdiri dari 4 data sensor crisp berubah menjadi 3x4 bilangan fuzzy, karena untuk setiap sensor 1 data crisp akan diubah menjadi 3 bilangan fuzzy. Dengan demikian neuron masukan untuk JNB – Fuzzy jumlahnya menjadi 12 buah, sedang untuk neuron keluarannya berjumlah 3 buah untuk mengidentifikasi masing – masing aroma dari 3 aroma yang ada.

Proses penggunaan algoritma genetika untuk menentukan struktur JNB–Fuzzy yang optimal dilakukan berkesesuaian dengan metodologi yang telah dijelaskan pada subbab terdahulu. Parameter-parameter yang dipergunakan dalam

Laju pembelajaran (α) = 0.2, Momentum (β) = 0.2, Toleransi Kesalahan = 0.01, Maksimum Epoch = 200. Hasil jaringan neural yang mempunyai struktur optimal dapat dilihat dalam Gambar 3. Terlihat disini bahwa jumlah neuron masih tetap sama seperti struktur jaringan sebelum dioptimasi, akan tetapi jelas terlihat bahwa sebagian dari bobot keterhubungan antar neuron menjadi semakin rendah.

Perbandingan performansi jaringan neural yang dioptimasi dengan algoritma genetika dan jaringan neural yang tidak dioptimasi, dapat dilihat secara lengkap dalam Tabel 2. Dapat dilihat dengan jelas, bahwa epoch yang diperlukan untuk menyelesaikan penentuan jenis aroma akan menurun menjadi hanya 10,5% saja apabila dibandingkan dengan epoch yang diperlukan oleh jaringan neural yang belum dioptimasi. Hal ini disebabkan juga karena bobot aktif dalam jaringan neural yang dioptimasi, hanya berjumlah 43,33% apabila dibandingkan dengan jaringan yang belum dioptimasi.

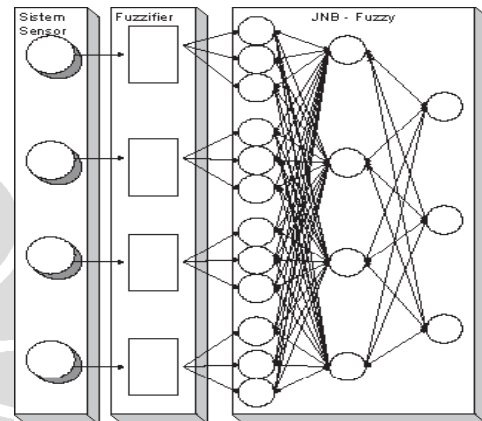
Terlihat pula dalam Tabel 2 bahwa jaringan neural yang telah dioptimasi mampu untuk mengenali data pelatihan dengan tingkat pengenalan yang lebih tinggi (95,2%) apabila dibandingkan dengan jaringan yang tidak dioptimasi (87,3%). Untuk data yang tidak dilatihkan, maka tingkat pengenalan jaringan neural yang dioptimasi akan berkisar 85,2%, jauh lebih tinggi bila dibandingkan dengan tingkat pengenalan sistem jaringan yang tidak dioptimasi, berkisar 70,4%. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan neural buatan-fuzzy yang telah dioptimasi menggunakan algoritma genetika akan mampu meningkatkan performansinya.



Gambar 3. Struktur jaringan neural buatan-fuzzy yang telah dioptimasi menggunakan algoritma genetika

Tabel 2. Perbandingan performansi jaringan neural tidak dioptimasi dan jaringan neural yang telah dioptimasi

Parameter	Tak Optimal	Optimal
Pelatihan	87,30%	95,20%
Pengujian	70,40%	85,20%
Bobot Aktif	100,00%	43,33%
Epoch	100,00%	10,50%



Gambar 2. Jaringan neural buatan-fuzzy yang dikembangkan sebagai pengklasifikasi pola dalam Sistem Penciuman Elektronik

Tabel 1. Jumlah vektor masukan dalam proses pembelajaran jaringan dan proses pengujian

Aroma	Data pelatihan	Data Uji coba
Mawar	70	30
Kananga	70	30
Jeruk	70	30
Total	210	120

Kesimpulan

Jaringan neural buatan dapat ditingkatkan performansinya dengan membuat arsitektur struktur jaringan menjadi optimal. Beberapa kriteria yang dipergunakan untuk membuat struktur jaringan optimal adalah dengan membuat jumlah bobot keterhubungan dan jumlah epoch menjadi minimal. Hal ini harus pula disertai dengan membuat tingkat kesalahan (selisih galat) yang diperbolehkan seminimal mungkin. Dalam makalah ini, penulis mengusulkan sebuah metode optimasi pada bobot keterhubungan sebuah Jaringan Neural Buatan Berbasis Fuzzy menggunakan algoritma genetika. Uji coba penggunaan metode optimasi yang dilakukan terhadap JNB-Fuzzy sebagai subsistem pengenalan aroma pada Sistem Penciuman Elektronik menunjukkan bahwa metode ini berhasil mengoptimasikan ukuran jaringan tersebut. Seperti terlihat dari hasil eksperimen, optimasi struktur jaringan memperlihatkan kemampuan untuk

kinerjanya jika dibandingkan dengan jaringan yang tidak dioptimasi.

Ucapan Terima Kasih

Para penulis menyatakan rasa terimakasih terhadap Lembaga Penelitian Universitas Indonesia, atas pembiayaan penelitian ini melalui Pendanaan Riset Unggulan UI 2000-2001.

Daftar Acuan

1. T. Nakajima, H. Takizawa, H. Kobayashi and T. Nakamura. *IECI Trans. on Information and Systems* E81-D (1998) 584.
2. Y. Miyanaga, Hong Lan Jin, R. Islam and K. Tochinai. *IEEE ISCAS* May (1995) 482.
3. T. M. Martinetz, S.G. Berkovich and K.J. Schulten. *IEEE Trans. Neural Networks* 4 (1993) 558.
4. K. S. Narendra, K. Parthasarathy. *IEEE Trans. Neural Networks*. 1 (1990) 4.
5. B. Kusumoputro, H. Budiarto and W. Jatmiko. *Journal of ISA Transactions* (to be published).
6. Russel and Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, New Jersey, 1995.
7. P. H. Winston, *Artificial Intelligence*, 3rd ed., Addison Wesley Pub., Massachusetts, 1992.
8. D. E. Goldberg, *Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, Massachusetts, 1989.
9. L.M. Brasil, F.M. de Azevedo, J.M. Barreto and, M. Noirhomme, in *Proc. The IASTED International Conference on AI and Soft Computing*, Mexico, May, 1998.
10. L. Fausett. *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall, New Jersey, 1994.
11. J-S. R. Jang, *Neuro – Fuzzy and Softcomputing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall, New Jersey, 1997.
12. Z-Q. Liu and F. Yan, *IEEE Trans. On Fuzzy Systems* 5 (1997) 209.
13. W. Pedrycz. and A. F. Rocah. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 1 (1993) 254.
14. W. Jatmiko, B. Kusumoputro. *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi* 1 (2001) 21.
15. B. Kusumoputro, M. Rivai, in: H. Selvaraj, B. Verma (Eds.), *ICCIMA-98*, World Scientific, Singapore, 1998, p 264.
16. B. Kusumoputro, M. R. Widyanto, M. I. Fanany, H. Budiarto, in: B. Verma, H. Selvaraj, A. De Carvalho, Xin Yao (Eds.), *ICCIMA-99*, IEEE Comp. Society, Los Alamitos, USA, (1999), p 474.